Journal of Agricultural Machinery
Vol. 9, No. 2, Fall - Winter 2019, p. 337-346

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۹، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۸، ص ۳۴۶-۳۳۷

طبقه‌بندی کیوی با استفاده از تکنیک ضربه- آکوستیک و شبکه عصبی مصنوعی

فرزانه جنت دوست[1]- پرویز احمدی مقدم[2*]- فاروق شریفیان[3]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۲/۰۵
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۵/۱۵

چکیده

حفظ پارامترهای کیفی میوه در مرحله پس از برداشت نقش تاثیرگذاری در بازارپسندی و کاهش ضایعات محصول دارد. هدف اصلی تحقیق حاضر، بررسی فاکتور سفتی میوه‌ی کیوی پس از برداشت با استفاده از تکنیک غیرمخرب آنالیز سیگنال صوتی حاصل از ضربه می‌باشد. در این مطالعه ۱۵۰ عدد کیوی رقم هایوارد در طول دوره ۱۸ روز پس از برداشت (پس از خروج از سردخانه) مورد مطالعه قرار گرفتند. نمونه‌ها بر روی یک نوار نقاله قرار داده شده و به‌طور گسسته با یک صفحه افقی برخورد کرده و سپس با پردازش صدای حاصل از ضربه در دو حوزه زمان و فرکانس، صفات مربوط به کیوی‌های سفت، متوسط و نرم استخراج گشت و سپس توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی کلاس‌بندی شد. نتایج نشان داد که ویژگی‌های حوزه فرکانس، بیشترین قابلیت را در شناسایی صحیح نمونه‌ها داشته و مدل بهینه‌ی ارائه شده با تعداد پنج نرون در لایه پنهان دارای دقت شناسایی صحیح ۹۳/۳ در مرحله آموزش، ۹۱/۳ در مرحله ارزیابی و ۷۸/۳ درصدی برای داده‌های آزمون برای کل نمونه‌ها بود.

واژه‌های کلیدی: آزمون غیرمخرب صوتی، انبارمانی، پردازش سیگنال، سفتی کیوی، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

میوه‌ها و سبزی‌ها نقش مهمی در تأمین نیاز غذایی و سلامت انسان دارند. این گروه از محصولات کشاورزی به دلیل داشتن رطوبت زیاد، فسادپذیر هستند و در دوره پس از برداشت بخش عمده‌ای از آن‌ها (بین ۵ تا ۵۰ درصد) از بین می‌روند. کاهش و به حداقل رساندن چنین ضایعاتی می‌تواند یکی از راه‌های مؤثر در تأمین غذای جامعه و سودآوری کشاورز به‌حساب آید (De Ketelaere *et al.*, 2006). سالانه حدود ۱/۴ میلیون تن کیوی در جهان تولید می‌شود. ایران با تولید سالانه ۲۲۱ هزار تن کیوی، چهارمین تولیدکننده این محصول در جهان پس از کشورهای ایتالیا، نیوزیلند و شیلی به‌شمار می‌رود (FAO, 2013). علی‌رغم تولید مازاد بر مصرف این میوه در کشور، جایگاه کشورمان از نظر صادرات محصول متناسب با تولید نیست و بعد از کشورهای ایتالیا، نیوزیلند، شیلی، بلژیک، یونان، هلند و فرانسه در رده هشتم جهان قرار گرفته است. از مهم‌ترین عوامل پایین بودن میزان صادرات محصول، می‌توان کمبود صنایع فرآوری، درجه‌بندی، اندازه‌بندی و بسته‌بندی عنوان کرد. از طرفی محدودیت‌ها و هزینه‌های بالای تهیه و نگهداری میوه‌ها در انبارها و همچنین توسعه بیماری‌ها و کاهش کیفیت محصولات در طول دوره انبارمانی از جمله مشکلات اصلی تولیدکنندگان و صادرکنندگان محصولات کشاورزی می‌باشد (Mery *et al.*, 2013).

درجه‌بندی میوه بر اساس پارامترهای کیفی آن مانند سفتی، مزه، رنگ و شکل ظاهری نقش تأثیرگذاری بر بازارپسندی و صادارات میوه دارد. عوامل مختلفی از قبیل عوامل بیولوژیکی، زیست‌محیطی، روش برداشت و جابه‌جایی محصول، طول دوره و نوع انبارداری بر خواص مختلف محصول تأثیر می‌گذارند و پیامدهای اقتصادی قابل توجهی در پی دارند (Mirzaei *et al.*, 2013).

روش‌های اندازه‌گیری خواص کیفی در میوه‌ها به دو دسته مخرب و غیرمخرب تقسیم‌بندی می‌شوند. روش‌های مخرب در اغلب موارد دقیق‌تر بوده، اما هزینه‌بر و وقت‌گیر هستند. همچنین ایراد اصلی آن‌ها این است که در کاربردهای بلادرنگ قابل استفاده نمی‌باشند. از آن‌جایی که سفتی عامل مهمی در تعیین رسیدگی، مدت انبارمانی و حتی بازارپسندی محصولات می‌باشد، این فاکتور بیشتر مورد توجه محققین قرار گرفته و در تحقیقات مختلف به ارائه‌ی راهکارهای نوین و غیرمخرب در تعیین سفتی میوه پرداخته شده است (Mirzaei *et al.*, 2013).

در دو دهه‌ی اخیر، تحقیقات گسترده‌ای برای ابداع روش‌های کارآمد، ارزان قیمت، ساده و انعطاف‌پذیر در زمینه‌ی تعیین سفتی صورت گرفته است. از جمله روش‌های غیرمخرب در تعیین سفتی، می‌توان به روش‌های صوتی (Pathaveerat *et al.*, 2008)، فراصوتی (Kim *et al.*, 2009)، نوری (Pérez-Martin *et al.*, 2009) و مغناطیسی (Ragni and Berardinelli, 2001) اشاره

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مکانیک بیوسیستم، دانشگاه ارومیه
۲- دانشیار گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه
۳- استادیار گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه
(*- نویسنده مسئول: Email: p.ahmadi@urmia.ac.ir)
DOI: 10.22067/jam.v9i2.71198

کرد. سفتی بافت گونه‌های مختلفی از میوه‌ها مانند کیوی (Park and Jung, 2005; Terasaki *et al.*, 2001)، هلو (Ruiz-Altisent *et al.*, 2006)، و گوجه‌فرنگی (Mizrach, 2007) توسط روش‌های مخرب و غیرمخرب پیش‌بینی شده است. Garsia *et al.* (2003) از روش مبتی بر صوت برای طبقه‌بندی میوه بر مبنای سفتی استفاده کردند. نتایج نشان داد که سنسورهای صورتی با دقت ۹۱٪ قادر به تشخیص سیب‌های با بافت نرم از سیب‌های با بافت سفت می‌باشند. اما تحقیقات کمی در زمینه‌ی تغییرات سفتی میوه‌ها در طول دوره‌ی عمر قفسه‌ای صورت گرفته است. Zhang *et al.* (2014) کیفیت بیرونی بافت میوه سیب را که شامل سفتی آن می‌شود با استفاده از تکنیک پردازش تصاویر مورد بررسی قرار دادند. در این تحقیق بعد از خروج سیب از سردخانه به مدت ۱۲ روز در دمای اتاق (۲۰درجه سلسیوس) نگهداری شدند. در روزهای ۱ و ۳ همچنین ۷ و ۱۲ تصاویر بایواسپکل از نمونه‌ها تهیه شد. نتایج تحقیق نشان داد که در روزهای اول همبستگی بین فریم‌های تصویر بایواسپکل کاهش داشت که نشان از فعالیت بیولوژیکی سیب بود اما در روزهای پایانی این همبستگی افزایش نشان داد. لذا در این تحقیق برای دست‌یابی به یک تکنولوژی کارآمد و اقتصادی در زمینه‌ی تعیین میزان سفتی کیوی، کاربرد آزمون‌های آکوستیک مورد توجه قرار گرفته است. هدف اصلی تحقیق حاضر، بررسی سفتی کیوی در پایان دوره انبارمانی با استفاده از امواج صوتی حاصل از ضربه و مدل‌سازی به‌وسیله شبکه عصبی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

آماده‌سازی نمونه‌ها

این تحقیق در سال ۱۳۹۴ در گروه مکانیک بیوسیستم دانشگاه ارومیه انجام گرفت. در آزمایشات ۶۰ کیلوگرم کیوی رقم هایوارد از میدان میوه و تره‌بار شهرستان ارومیه خریداری شد و تا شروع آزمایشات در شرایط کنترل‌شده‌ی سردخانه در دمای ۱+۰ درجه سلسیوس و رطوبت نسبی ۹۰ درصد نگه‌داری گردید (Park and Jung, 2005). تمامی نمونه‌ها بعد از خارج شدن از سردخانه در شرایط ثابت و یکسان، بدون قرار گرفتن در معرض نور مستقیم آفتاب نگه‌داری شدند (شرایط مغازه‌های میوه‌فروشی). به منظور بررسی سفتی کیوی در شرایط مغازه‌های میوه فروشی، آزمایشات در مدت زمان ۱۸ روز پس از انتقال میوه‌ها از سردخانه به فروشگاه میوه صورت گرفت. داده‌برداری در ۹ دوره و با فاصله زمانی ۲ روز انجام شد. در هر آزمایش ۴۸ کیوی با سرعت افقی اولیه ۰/۲ متر بر ثانیه با صفحه فوقانی محفظه صدابرداری برخورد کرده و سیگنال‌های مربوطه ذخیره می‌شدند. سپس در همان روز، آزمایشات مربوط به تحلیل بافت شامل اندازه‌گیری نیروی ماکزیمم نفوذ (شاخص سفتی) انرژی موردنیاز نفوذ و مدول الاستیسیته با استفاده از دستگاه آنالیز بافت مدل (TA.XT-PlusTexture Analyser)، انجام می‌گرفت.

طراحی و ساخت سیستم داده‌برداری

به منظور انجام آزمایشات و دریافت سیگنال‌های صوتی حاصل از برخورد میوه با صفحه فوقانی محفظه، سیستم تسمه نقاله به همراه محفظه داده‌برداری طراحی و ساخته شد (شکل ۱). این سیستم متشکل از سه بخش سکوی تغذیه، سیستم اخذ داده و سیستم پردازش و محاسبات می‌باشد. نمونه‌ها بر روی سکوی تغذیه قرار گرفته و در یک فاصله طولی معین جابه‌جا شده و سپس با یک صفحه افقی از جنس فایبرگلاس برخورد کرده و صدای حاصل از برخورد، در سیستم اخذ داده شامل میکروفن و محفظه آکوستیک شیشه‌ای ضبط شده و به رایانه منتقل شد. سرانجام با آماده‌سازی سیگنال و استخراج ویژگی مناسب، سفتی کیوی بر مبنای سیگنال‌های ذخیره شده در سه گروه نرم، متوسط و سفت دسته‌بندی شد.

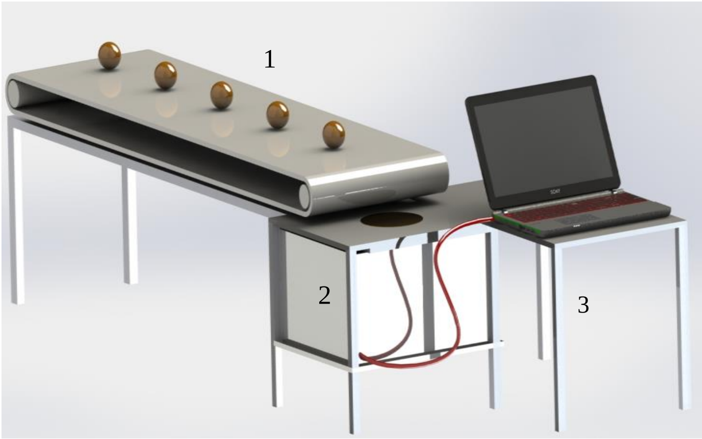
سکوی تغذیه

سکوی تغذیه شامل یک نوار نقاله به طول ۱۳۹ سانتی‌متر و عرض ۵۰ سانتی‌متر و ارتفاع آن از سطح برخورد بین ۵– ۱ سانتی‌متر قابل‌تنظیم است. نوار نقاله توسط یک موتور گیربکس‌دار صنعتی ۲۲۰ ولت تک فاز با دور ۱۵۰ rpm و دو جهته (راست‌گرد و چپ‌گرد) به حرکت درمی‌آید. با توجه به اینکه سرعت نوار نقاله‌های اکثر ماشین‌های درجه‌بند و جداساز تجاری بین ۱/۳– ۰/۵ متر بر ثانیه قرار دارد و با بررسی کیفی تعدادی نمونه در سرعت‌های مختلف، سرعت ۰/۲ متر بر ثانیه و ارتفاع سقوط ۲ سانتی‌متر برای آزمون تمام نمونه‌ها انتخاب گشت. این ارتفاع به‌صورت تجربی به‌دست آمد طوری که سیگنال حاصله کیفیت لازم را داشته باشد یعنی امکان ضبط آن توسط حسگر وجود داشته باشد و آسیبی به سطح میوه نیز وارد نگردد.

سیستم داده‌برداری

سیستم اخذ داده از یک میکروفن، محفظه آکوستیک، صفحه برخورد و سیم‌های رابط تشکیل شده است. میکروفن آزمایشگاهی (ANALOG DEVICES Co. P401Omnidirectional – JC6210) با دامنه پاسخ فرکانسی ۱۵۰۰۰–۱۰۰ هرتز و دقت ۴۲ دسی بل ولت و ابعاد ۱ × ۷۶/۳ × ۴/۷۲ mm^3 برای ذخیره سیگنال‌های حاصل از برخورد کیوی با صفحه استفاده شد. برای جلوگیری از اثر نویز خارجی و سر و صدای ناشی از عوامل خارجی، یک محفظه آکوستیکی طراحی و ساخته شد. از آنجایی که گاز آرگون عایق صدا بوده، در ساخت محفظه از شیشه‌ی سه جداره استفاده شد و جداره داخلی با گاز آرگون پر شد. میکروفن دقیقاً زیر صفحه برخورد

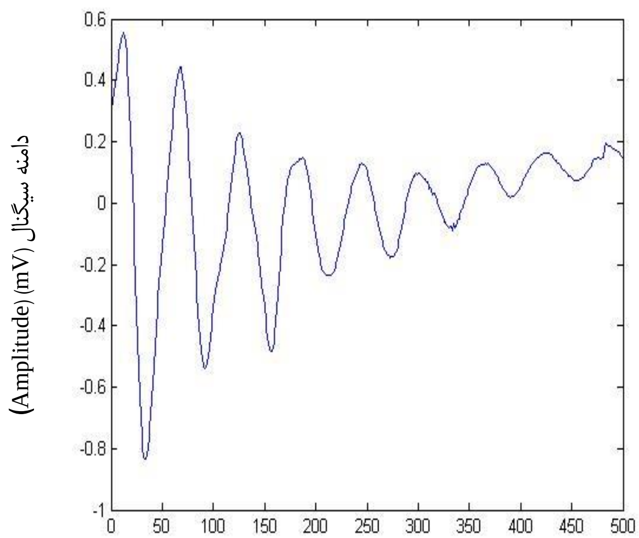
قرار داده شد تا بتواند سیگنال‌های حاصل از برخورد میوه با صـفحه را ذخیره نماید.



شکل ۱- شماتیک سیستم آزمایشگاهی ساخته شده برای تشخیص سفتی کیوی، ۱- تسمه نقاله تغذیه، ۲- محفظه آکوستیک، ۳- سیستم ضبط و پردازش داده

Fig.1. Schematic setup used for stiffness measuring of kiwi fruit; 1. Feeding conveyor belt, 2. Acoustic box, 3. Data Recording and Processing System

به‌منظور بررسی دقت سیگنال‌های اخذ شـده در حالـت آنلایـن و مشاهده اثر صداهای ناشی از حرکت تسـمه و موتـور، آزمـونی بـرای حالت سقوط آزاد طراحـی و انجـام گرفـت. در آزمـون سـقوط آزاد بـا اسـتفاده از یـک محفظـه چـوبی کـه روی صـفحه برخـورد محفظـه آکوستیک قرار داده شد، نمونه‌هـا از ارتفـاع ۲۰ میلـی‌متـری بـر روی صفحه رها می‌شدند و سیگنال حاصل ذخیره مـی‌گردیـد. نمونـه‌ای از سیگنال ذخیره شده در حوزه‌ی زمان در شکل ۲ نشان داده شده است. با توجه به اینکه کیوی هیچ‌گونه حرکتی و چرخشی ندارد و تسمه نیـز کار نمی‌کند، صدای حاصل از برخورد، تماماً مربـوط بـه ویژگـی‌هـای فیزیکی میوه می‌باشد. از محفظه چوبی صرفاً به ایـن منظـور اسـتفاده گردید تا ارتفاع سقوط تمامی نمونه‌ها یکسان باشد.



شکل ۲- سیگنال ذخیره شده در حوزه زمان

Fig.2. The signal in time domain

آزمون‌های مخرب

آزمون مگنس- تیلر برای تعیین میزان سفتی و انرژی نفوذ، با استفاده از دستگاه آنالیز بافت (TA.XT-PlusTexture Analyser)، ساخت شرکت هانسفیلد، در گروه مکانیک بیوسیستم دانشگاه ارومیه بر روی نمونه‌ها انجام گرفت. هدف از این آزمون، تعیین سفتی میوه از طریق اندازه‌گیری شاخص استاندارد سفتی است. ابتدا یک لایه از پوست به ضخامت ۲ میلی‌متر به‌وسیله‌ی تیغ جراحی جدا شده، سپس با استفاده از دستگاه آنالیز بافت، پروبی با نوک کره‌ای به قطر ۸ میلی‌متر تا عمق ۸ میلی‌متر و با سرعت ۱۰ میلی‌متر بر ثانیه، در دو نقطه در راستای قطر کوچک در میوه نفوذ داده شد. سپس با توجه به منحنی‌های نیرو- تغییر شکل ثبت شده در حافظه‌ی رایانه، مقادیر سفتی و انرژی نفوذ تعیین شد (Mirzaei *et al.*, 2013).

سه پارامتر ماکزیمم نیروی نفوذ (N)، مساحت سطح زیر نمودار (N*s) و شیب نمودار ($N\ s^{-1}$) برای هر نمونه استخراج شد. برای حصول اطمینان از همگن بودن بافت نمونه‌ها و یکسان بودن سفتی در تمام قسمت‌های آنها، آزمون در دو زاویه صفر و ۱۸۰ درجه (دو نقطه مقابل هم در طرفین میوه) انجام شد. از آنجایی که پارامترهای مساحت زیر نمودار و شیب نمودار نیز به پارامتر ماکزیمم نیروی نفوذ وابسته هستند، لذا در این تحقیق حداکثر نیروی نفوذ به‌عنوان شاخص سفتی مورد استفاده قرار گرفت. بنابراین در این تحقیق ابتدا برای هر نمونه، سیگنال حاصل از برخورد میوه با صفحه ذخیره شد و بلافاصله مقدار سفتی میوه توسط آزمون نفوذ تعیین گردید.

استخراج ویژگی

در این مرحله، از میان تمامی اطلاعات مربوط به سیگنال صوتی، آن دسته از ویژگی‌هایی که می‌توانستند در تفکیک کیوی سفت از نرم مورد استفاده قرار گیرند، شناسایی شده‌اند. برای این منظور سیگنال‌های صوتی در دو حوزه‌ی زمان و فرکانس پردازش شده و ویژگی‌های توانمند آن‌ها به شرح زیر استخراج گردیدند:

هر سیگنال صوتی شامل یک بردار به طول ۵۱۲ داده است و هر آرایه‌ی آن نشانگر دامنه‌ی سیگنال بر حسب ولت می‌باشد. برای استخراج ویژگی‌های مؤثرتر، سیگنال‌های صوتی توسط تبدیل سریع فوریه (FFT) ۱۰۲۴ نقطه‌ای به حوزه‌ی فرکانس منتقل شدند.

در قدم بعدی بایستی اندازه، فاز و چگالی طیف توان[1] (PSD) سیگنال‌های حوزه فرکانس محاسبه شوند.

از آنجا که آرایه‌های بردار تبدیل سریع فوریه سیگنال، اعداد مختلط هستند، اغلب توسط بردارهای دامنه و فاز نشان داده می‌شوند. نمایش اندازه- فاز تبدیل فوریه عبارت است از:

$$X(e^{jw}) = \left|X(e^{jw})\right| e^{j\angle(e^{jw})} \qquad (۱)$$

که $\left|X(e^{jw})\right|$ اندازه و $\angle(e^{jw})$ زاویه یا فاز تبدیل فوریه می‌باشد. $\left|X(e^{jw})\right|^2$ را چگالی طیف توان می‌نامند، چون $\left|X(e^{jw})\right|$ محتوای فرکانسی سیگنال را نشان می‌دهد.

چگالی طیف توان از حاصلضرب بردار دامنه و مزدوج آن در حوزهٔ فرکانس نیز به‌دست می‌آید. معمولاً چگالی طیف توان را با دسی‌بل می‌سنجند تا نمایش بهتری از سیگنال ارائه دهد (رابطه ۲). ولی از آنجا که مقایسه‌ی بین اندازه‌ی داده‌ها اهمیت بیشتری دارد، برای کاهش تعداد محاسبات، در این تحقیق از تعریف PSD = (AmpFFT.^2)/1024 استفاده شد.

$$PSD(db) = 10\log_{10}(PSD) = 2\log_{10}(AmpFFT) \qquad (۲)$$

اندازه‌ی طیف‌های فوق ابتدا نرمال گردیده و سپس با استفاده از یک فیلتر پایین گذر، تغییرات شدید آن هموار گردید. بنابراین تنها ۵۰ داده از طیف نرمالیزه که حول فرکانس بیشینه قرار داشتند به‌عنوان یکی دیگر از ویژگی‌های طیف انتخاب شدند. در نهایت، ۵۱۲ نقطه از دامنه سیگنال در حوزه‌ی زمان، اندازه شاخص تیزی (CF)، ۱۰ نقطه از اندازه‌ی نرمالیزه شده طیف با مرکزیت فرکانس بیشینه (NFFT)، ۱۰ نقطه از اندازه‌ی نرمالیزه شده چگالی طیف توان و ۱۰ نقطه برای فاز (PhaseFFT) هر نمونه در نظر گرفته شد. اندازه شاخص تیزی به‌صورت نسبت مقدار پیک دامنه تقسیم بر RMS آن موج تعریف شد و با استفاده از رابطه (۳) محاسبه می‌گردد (Smets *et al.*, 2010).

$$CF = \frac{MAX\ x(t)}{RMS\ x)} \qquad (۳)$$

پس از ذخیره سیگنال‌های حاصل از برخورد نمونه‌های سفت، متوسط و نرم، با استفاده از ویژگی‌های صوتی اقدام به شناسایی کیوی‌ها از لحاظ سفتی گردید. ابتدا با استفاده از نتایج آزمون مگنس- تیلر و مقایسه حداکثر نیروی نفوذ نمونه‌های هر دوره و تغییرات دامنه سیگنال‌ها، نمونه‌های سفت، متوسط و نرم دسته‌بندی شدند. با رسم نمودار سفتی تمامی نمونه‌ها دو مرز مشخص بین نمونه‌ها با توجه به مقدار انحراف از میانگین مشخص گردید تا نمونه‌ها را به سه کلاس نرم، متوسط و سفت تقسیم‌بندی نماید. حداکثر نیروی نفوذ نمونه‌های سفت، متوسط و نرم به‌ترتیب ۵/۶۵±۱۴/۵۵، ۱/۳۹±۷/۲۸ و ۲/۵۴±۳/۲۴۴ نیوتن تعیین گردید.

بعد از اتمام داده‌برداری، اطلاعات مربوط به کیوی‌های سفت، متوسط و نرم در یک ماتریس ۱۵۰×۵۱۲ برای هر دو حالت سقوط از تسمه و سقوط آزاد ذخیره شد. در این ماتریس‌ها، عدد ۵۱۲ نشانگر تعداد داده‌های مربوط به سیگنال هر نمونه در حوزه زمان و عدد ۱۵۰ تعداد نمونه‌های مورد مطالعه است. بایستی خاطر نشان کرد که تعداد کل نمونه‌ها ۴۳۲ نمونه می‌باشد ولی پس از بررسی اولیه داده‌ها از

1- Power Spectral Density

۱۵۰ نمونـه در طراحـی شـبکه اسـتفاده گردیـد. برخـی از داده‌هـای نامناسب حذف گردید و از طرفی برای اینکه شبکه با مشکل آمـوزش مواجه نشود، داده‌های یکسان و تکراری حذف شدند.

برای اینکه بتوان کیوی‌ها را در سه کلاس مختلف نرم، متوسط و سفت طبقه‌بندی کرد، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. به این ترتیب که ویژگی‌هـای مسـتخرج از سـیگنال در هـر حـوزه (زمـان و فرکانس) به‌عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شد و خروجـی شـبکه نیز سه کلاس نرم، متوسط و سفت در نظر گرفته شد. در بخش سـوم این تحقیق یک شبکه عصبی بررسی گردید که از هر دو ویژگی‌هـای حوزه زمان و فرکانس هم‌زمان استفاده شد. در ایـن روش از تمـامی اطلاعات موجود در صـدای ضـبط شـده هـم در حـوزه زمـان و هـم فرکانس یعنی CF+Ymax+PSD+Phase+Ampfft اسـتفاده شـد. این اطلاعات برای سیگنال‌های چگالی طیف توان (PSD)، زاویه فـاز (Phase) و دامنه تبدیل سریع فوریه سـیگنال (Ampfft) بـه‌صـورت یک ماتریس ۱۵۰× ۳۰ و برای ویژگـی‌هـای شـاخص تیـزی (CF) و دامنه‌ی حداکثر (Y_{max}) به‌صورت ۱۵۰× ۲ بـه ورودی شـبکه عصـبی داده شد. از شبکه عصبی با یک لایه مخفی و تعداد نرون‌های مختلف در تمامی حالت‌هـا اسـتفاده شـد. تـابع یـادگیری بـرای شـبکه‌هـای پس‌انتشار پس‌خور و تشخیص الگو بـه‌ترتیـب الگـوریتم پـس‌انتشـار لونبرگ- مارکوارت[1] و گرادیان ترکیبی مدرج می‌باشند. تعیـین تعـداد نرون‌های مطلوب نیز بر مبنای آزمون و خطا با توجه به کمترین مقدار خطای ارزیابی شبکه انجـام مـی‌گیـرد. در تمـامی شـبکه‌هـا از توابـع تانژانت سیگموئید در هر دو لایه‌ی مخفی و خروجی بـه‌عنـوان توابـع فعال‌سازی استفاده شد. همچنین نرخ یادگیری ۰/۱ و ضریب گشـتاور برابر با ۰/۷ برای تمامی شبکه‌ها منظور گردید. انـدازه لایـه‌ی ورودی شبکه برابر با ابعاد بردار ورودی است. لایه‌ی خروجی نیز شـامل سـه نرون است که بیان‌کننده کیوی‌های سفت، متوسط و نـرم مـی‌باشـند. برای جلوگیری از آموزش بیش از حد، داده‌ها به‌صورت تصادفی به سه گروه مجزا تقسیم شـدند، ۷۰ درصـد داده‌هـا در مرحلـه آمـوزش، ۱۵ درصد در ارزیابی و ۱۵ درصد باقی‌مانده نیز جهت اعتبارسـنجی مـورد استفاده قرار گرفتند.

برای آزمون ویژگی‌های ترکیبی در حوزه فرکانس نیز از شبکه عصبی MLP با الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطا استفاده شد. لازم به ذکر است که از سیگنال‌های چگالی طیف توان (PSD)، زاویه فاز (Phase) و دامنه تبدیل سریع فوریه سیگنال (Ampfft) ۳۰ ویژگی به‌عنوان ورودی به شبکه داده شد. تمامی شبکه‌های مورد مطالعه در محیط نرم‌افزار متلب و با کدنویسی‌های مربوطه طراحی و اجرا شدند.

برای داشتن کارایی بهتر شبکه، نیاز است که ویژگـی‌هـای اولیـه نرمالیزه شوند. چرا که ممکن است اختلاف بین ویژگی‌های اولیه زیـاد باشد و برخی از ویژگی‌ها در نظر گرفته نشوند. از این رو طبـق رابطـه (۴)، ویژگی‌های اولیه (I) در گستره [۰ ۱] نرمالیزه شدند.

$$X_{norm} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \qquad (۴)$$

X_{max} = بزرگترین عدد در بین مجموعه اعداد

X_{min} = کوچکترین عدد در بین مجموعه اعداد

X_{norm} = داده نرمال شده

در نهایت برای ارزیابی سامانه طبقه‌بند پیشنهادی از شاخص‌هـای آماری دقت و حساسیت استفاده شد.

دقت طبقه‌بندی کلی: تعداد تصمیم‌های صحیح تقسیم بر تعداد کل تصمیم‌های ممکن.

حساسیت: تعداد تصمیمات مثبت صحیح تقسیم بر جمع تعداد تصمیم‌های مثبت صحیح و تصمیم‌های منفی نادرست.

نتایج و بحث

نتایج طبقه‌بندی نمونه‌ها با استفاده از ویژگی‌هـای حـوزه زمان

بررسی‌های ظاهری در حـوزه زمـان نشـان مـی‌دهـد کـه دامنـه سیگنال‌هـای صـوتی کیـوی‌هـای سـفت بزرگتـر از دامنـه سـیگنال نمونه‌های نرم و متوسط است و دامنه سیگنال‌های صوتی نمونه‌هـای متوسط بزرگتر از نمونه‌های نرم بوده اسـت. بـا توجـه بـه اینکـه هـر سیگنال صوتی شامل ۵۱۲ داده می‌باشد و نتایج اولیه برای اسـتفاده از تمام این داده‌ها قابل قبول نبود، بنابراین در حوزه زمان تنها دو ویژگی شاخص تیزی (CF) و ماکزیمم دامنه (Ymax) در طبقـه‌بنـدی مـورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصله نشان داد ویژگی‌هـای CF و Ymax در حوزه زمان برای طبقه‌بندی کیوی‌ها دارای دقـت شناسـایی نسـبتاً بالایی بوده است. در این حالت شـبکه بـا تعـداد پـنج نـرون در لایـه مخفی بهترین عملکرد را داشته و دقت آن بـرای داده‌هـای آمـوزش، اعتبارسـنجی و آزمـون بـه‌ترتیـب ۹۱/۵۴، ۸۳/۴۸ و ۷۹/۱۶ درصـد به‌دست آمد. لازم به ذکر است که دقـت کلـی شـبکه برابـر بـا ۸۴/۷ درصد به‌دست آمد. همچنین از نتایج ارائه شده در جدول ۱ مـی‌تـوان نتیجه گرفت با افزایش تعداد نرون‌های لایه پنهان به بیشـتر از تعـداد بهینه ۵ عدد، میانگین مربعات خطا افـزایش یافتـه و درصـد موفقیـت مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون کاهش می‌یابد. نتـایج مـاتریس اغتشاش نشان داد که دقت کلی شبکه برای ویژگی‌های حـوزه زمـان ۸۱/۳ درصد بوده اسـت (شـکل ۳). بـه عبـارت دیگـر از تعـداد ۱۵۰ نمونه‌ی پردازش شده، ۲۲ نمونه بـه اشـتباه تشـخیص و طبقـه‌بنـدی شده‌اند که ممکـن اسـت بـه دلیـل ضـعف داده‌هـا در حـوزه زمـان و همچنین خارج نکردن اطلاعـات اضـافی از مجموعـه داده‌هـا باشـد. همچنین، نتایج به‌دست آمده توسط نمودار اغتشاش نشان می‌دهد که

1- Levenberg-Marquardt

قدرت تشخیص شبکه در حالت کلی برای کیوی‌های سفت ۸۷/۱، نرم ۸۹/۸ و متوسط ۷۶/۹ و درصد بود. بنابراین شبکه عصبی با استفاده از ویژگی‌های حوزه زمان قابلیت بالایی در شناسایی کیوی‌های متوسط ندارد. کیوی‌های متوسط با داشتن خواص نزدیک به هر دو گروه سفت و نرم کار تشخیص را با مشکل مواجه می‌کنند. نتایج این بخش نشان می‌دهد که دو شاخص تیزی و ماکزیمم دامنه در حوزه زمان قدرت تشخیص بالایی برای جدا کردن کلاس متوسط نخواهد داشت. از طرفی در حوزه زمان نمی‌توان ارتعاشات سریع فرکانس که ناشی از نویز محیط و یا محل برخورد نمونه بوده را کنترل کرد که این موضوع سبب کاهش دقت شناسایی می‌گردد.

نتایج طبقه‌بندی نمونه‌ها با استفاده از ویژگی‌های حوزه فرکانس

نتایج حاصل از آموزش شبکه حوزه فرکانس در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۱- عملکرد شبکه عصبی مورد استفاده با ورودی‌های CF و Ymax در حوزه زمان

Table 1- ANN results for Ymax and CF features extracted in time domain

درصد موفقیت داده‌های آزمون (Success percent of testing data)	درصد موفقیت داده‌های ارزیابی (Success percent of evaluating data)	درصد موفقیت داده‌های آموزش (Success percent of training data)	میانگین مربعات خطا (Mean square error)	تعداد نرون‌ها (Number of neurons)
50.00	56.53	57.83	0.16508	1
60.63	71.96	75.30	0.14062	2
73.52	77.16	81.34	0.11523	3
71.28	69.56	84.84	0.14685	4
79.16	83.48	91.54	0.06511	5
71.30	71.34	81.54	0.12445	6
74.77	76.97	89.30	0.10759	7

شاخص ارزیابی	شرایط پیش‌بینی	شرایط پیش‌بینی	شرایط پیش‌بینی		
دقت- حساسیت (Accuracy)	متوسط (Semi soft)	نرم (Soft)	سفت (Stiff)		
87.1% 12.9%	0 0%	8 5.3%	54 36%	سفت (Stiff)	شرایط واقعی
89.8% 10.2%	0 0%	44 29.3%	5 3.3%	نرم (Soft)	شرایط واقعی
76.9% 23.1%	30 20%	8 5.3%	1 0.7%	متوسط (Semi soft)	شرایط واقعی

شکل ۳- ماتریس اغتشاش برای ویژگی‌های حوزه زمان

Fig.3. Confusion matrix for features extracted in time domain

نتایج نشان می‌دهد که تعداد پنج نرون در لایه پنهان، کمترین میزان میانگین مربعات خطا را داشته و درصد موفقیت داده‌های آموزش، ارزیابی و آزمون به‌ترتیب برابر با ۹۳/۳، ۹۱/۳ و ۷۸/۳ به‌دست آمد. با افزایش تعداد نرون لایه پنهان به بیش از پنج عدد درصد موفقیت داده‌های ارزیابی و آزمون کاهش یافته و میانگین مربعات خطا نیز افزایش می‌یابد. بنابراین تعداد پنج نرون در لایه پنهان مطلوب بوده است. لازم به ذکر است که دقت کلی شبکه در این حالت برابر با ۸۷/۷ درصد حاصل گردید.

شکل ۴ نمونه‌ای از ماتریس اغتشاش برای پنج نرون در لایه پنهان را نشان می‌دهد. ملاحظه می‌شود قدرت تشخیص شبکه با استفاده از ویژگی‌های حوزه فرکانس برای نمونه‌های سفت، متوسط و نرم افزایش یافته به طوری که در ماتریس اغتشاش ارزیابی و کل قدرت تشخیص نمونه‌های سفت و متوسط ۱۰۰ درصد بوده و قدرت تشخیص نمونه‌های نرم در حالت کلی ۸۳/۳ درصد بوده است. یعنی از تعداد ۴۹ نمونه نرم، فقط ۶ نمونه به اشتباه در دسته نمونه‌های متوسط تشخیص داده شده است. پس می‌توان نتیجه گرفت که قدرت تشخیص ویژگی‌های ترکیبی در حوزه فرکانس برای همه نمونه‌ها اعم از سفت، متوسط و نرم بالا بوده است. بنابراین با استفاده از تمام داده‌های مستخرج از حوزه فرکانس می‌توان قابلیت تشخیص شبکه را افزایش داد. نتایج این بخش نشان می‌دهد با توجه به اینکه در حوزه

فرکانس از ویژگی‌های بیشتری برای طبقه‌بندی نمونه‌ها استفاده شده است، لذا قدرت تفکیک کلاس‌های مختلف بالاتر بوده و به خوبی و با دقت مناسب کلاس متوسط نیز از کلاس‌های نرم و سفت قابل تفکیک می‌باشد.

نتایج طبقه‌بندی نمونه‌ها با استفاده از ویژگی‌های ترکیبی حوزه زمان و فرکانس

جدول ۳ نتایج حاصل از عملکرد شبکه عصبی بهینه را با استفاده از ویژگی‌های ترکیبی حوزه فرکانس- زمان نشان می‌دهد.

جدول ۲– عملکرد شبکه عصبی مورد استفاده بر اساس ویژگی‌های حوزه فرکانس

Table 2- ANN results developed based on features extracted in frequency domain

تعداد نرون **(Number of neurons)**	**میانگین مربعات خطا** **(Mean square error)**	**درصد موفقیت داده‌های آموزش** **(Success percent of training data)**	**درصد موفقیت داده‌های ارزیابی** **(Success percent of evaluating data)**	**درصد موفقیت داده‌های آزمون** **(Success percent of testing data)**
1	0.17349	57.7	60.9	56.5
2	0.13678	76.0	73.9	60.9
3	0.08813	86.5	82.6	69.6
4	0.08906	82.7	87.0	73.9
5	0.01478	93.3	91.3	78.3
6	0.07558	92.3	87.0	69.5
7	0.09980	95.2	78.3	82.6

		شرایط پیش‌بینی	شرایط پیش‌بینی	شرایط پیش‌بینی	شاخص ارزیابی
		سفت (Stiff)	نرم (Soft)	متوسط (Semi soft)	دقت- حساسیت (Accuracy)
شرایط واقعی	سفت (Stiff)	62 46.7%	0 0%	0 0%	100% 0%
شرایط واقعی	نرم (Soft)	0 0%	42 28.3%	7 4.2%	83.3% 12.8%
شرایط واقعی	متوسط (Semi soft)	0 0%	0 0%	39 20.8%	100% 0%

شکل ٤– ماتریس اغتشاش برای ویژگی‌های حوزه فرکانس

Fig.4. Confusion matrix for features extracted in frequency domain

جدول ۳– عملکرد شبکه عصبی مورد استفاده بر اساس ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس

Table 3- ANN results developed based on a combination of features extracted in both time and frequency domains

تعداد نرون‌ها **(Number of neurons)**	**میانگین مربعات خطا** **(Mean square error)**	**درصد موفقیت داده‌های آموزش** **(Success percent of training data)**	**درصد موفقیت داده‌های ارزیابی** **(Success percent of evaluating data)**	**درصد موفقیت داده‌های آزمون** **(Success percent of testing data)**
4	0.19984	75.0	57.1	66.7
5	0.02700	73.9	75.0	83.9
6	0.01400	85	88.3	87.0
7	0.01990	91.7	83.3	73.9

نتایج به‌دست آمده در جدول ۳ نشان می‌دهد که عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در تشخیص و شناسایی کیوی سفت، متوسط و نرم با استفاده از ویژگی‌های مستخرج در حوزه زمان و فرکانس نسبت به حالت قبلی که فقط از ویژگی‌های حوزه فرکانس استفاده شده بود، پایین‌تر است. نتایج نشان می‌دهد که تعداد شش نرون در لایه پنهان، کمترین میزان میانگین مربعات خطا را داشته و درصد موفقیت آموزش، ارزیابی و آزمون شبکه به‌ترتیب برابر با ۸۵/۰، ۸۸/۳ و ۸۷/۰ درصد بوده است. در این حالت میانگین مربعات خطا ۰/۰۱۴ بوده و با افزایش تعداد نرون لایه پنهان به بیش از شش نرون، گرچه درصد موفقیت داده‌های آموزش افزایش می‌یابد ولی درصد موفقیت داده‌های ارزیابی و آزمون به‌ترتیب تا ۸۳/۳ و ۷۳/۹ درصد کاهش یافته و میانگین مربعات خطا افزایش می‌یابد. بنابراین تعداد شش نرون در لایه پنهان مطلوب می‌باشد. نتایج این بخش نشان می‌دهد که اضافه کردن ویژگی‌های مستخرج از حوزه زمان سیگنال باعث ایجاد خطا در طبقه‌بندی کلاس‌های مختلف می‌شود و دقت را کاهش خواهد داد. لذا برای داشتن بیشترین دقت در طبقه‌بندی، بایستی صرفاً از ویژگی‌های حوزه فرکانس استفاده نمود.

نتایج حاصل از آزمون در حالت سقوط آزاد

در آزمون سقوط از تسمه به دلیل شرایط محیط هنگام داده‌برداری، امکان کنترل عوامل موثر بر سیگنال‌های ضبط شده و همچنین کنترل جهت و محل برخورد نمونه به صفحه، فراهم نگردید. بنابراین جهت کنترل شرایط محیطی و داشتن شرایطی نسبتاً ایده‌ال برای ضبط سیگنال‌ها و استخراج ویژگی‌های توانمند برای طبقه‌بندی کیوی‌های سفت، متوسط و نرم از آزمون سقوط آزاد استفاده شد. نتایج به‌دست آمده به‌عنوان مرجعی جهت بررسی روش آزمون سقوط از تسمه، استفاده شد. نتایج ارائه شده نشان می‌دهد که ویژگی‌های مستخرج از سیگنال‌های ضبط شده در آزمون سقوط آزاد نسبت به حالت سقوط از تسمه قابلیت بالاتری را برای طبقه‌بندی دارا می‌باشند. میانگین مربعات خطا برای ویژگی‌های حوزه زمان در سیگنال‌های ضبط شده در حالت سقوط از تسمه برابر ۰/۰۶۵۱۱ بود، در حالی که این مقدار برای حالت سقوط آزاد بسیار کمتر و برابر ۰/۰۰۱۶۵ بوده است. اما عملکرد شبکه برای ویژگی‌های حوزه فرکانس در حالت سقوط آزاد تفاوت فاحشی با حالت سقوط از تسمه ندارد. میانگین مربعات خطا برای حالت سقوط آزاد در حوزه فرکانس برابر با ۰/۰۱۹۸۷ به‌دست آمد و این در حالی است که در حالت سقوط از تسمه این مقدار برابر با ۰/۰۱۴۷۸ بوده است.

از طرفی در حالت سقوط آزاد عملکرد شبکه با استفاده از تمام ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس بهبود می‌یابد و درصد موفقیت برای داده‌های آموزش، ارزیابی و آزمون به‌ترتیب به ۹۸/۸، ۹۴/۵ و ۸۸/۹ درصد افزایش می‌یابد (جدول ۴). دلیل بهبود نتایج حاصل از طبقه‌بندی در حالت ترکیب ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس، در واقع افزایش دقت در بخش حوزه زمان در حالت سقوط آزاد می‌باشد که به دلیل کنترل بیشتر شرایط آزمایش و کاهش نویزهای محیطی به دلیل عدم کارکرد تسمه می‌باشد.

جدول ٤- عملکرد شبکه برای داده‌های آزمون سقوط آزاد برای زیر مجموعه‌ای از ویژگی‌های مستخرج

Table 4- ANN results developed based on acoustic data acquired in free fall test

حالت ترکیبی (Combined mode)	میانگین مربعات خطا (Mean square error)	درصد موفقیت داده‌های آموزش (Success percent of training data)	درصد موفقیت داده‌های ارزیابی (Success percent of evaluating data)	درصد موفقیت داده‌های آزمون (Success percent of testing data)
ویژگی‌های حوزه زمان (Features of time domain)	0.00165	98.8	94.4	94.4
ویژگی‌های حوزه فرکانس (Features of frequency domain)	0.01987	86.9	91.7	73.3
ویژگی‌های ترکیبی (Combined features)	0.00208	98.8	94.5	88.9

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، طبقه‌بندی کیوی‌های سفت، متوسط و نرم با استفاده از پردازش سیگنال‌های صوتی حاصل از ضربه و مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مورد مطالعه قرار گرفت. شناسایی بین کیوی‌های سفت، متوسط و نرم با استفاده از سیگنال‌های صوتی حاصل از ضربه امکان‌پذیر می‌باشد. ویژگی‌های حوزه فرکانس قابلیت بیشتری در شناسایی نمونه‌ها دارند. افزودن ویژگی حوزه زمان به ویژگی‌های

مستخرج در حوزه فرکانس و بررسی ترکیبی این ویژگی‌ها، دقت شناسایی و پایداری شبکه مورد استفاده را کاهش می‌دهد و اثر قابل توجهی در کاهش میانگین مربعات خطا و بهبود عملکرد شبکه ندارد. با مقایسه نتایج به‌دست آمده در هر دو آزمون می‌توان گفت که روش آزمون غیر هم‌زمان قابلیت صنعتی شدن را دارا می‌باشد، چرا که با مقایسه تمامی نتایج مشاهده می‌شود که فقط در نتایج حاصله در حوزه زمان اختلاف چشمگیری در قدرت تشخیص و طبقه‌بندی شبکه عصبی در هر دو حالت وجود دارد و برای داده‌های حوزه فرکانس و ترکیبی اختلاف زیادی مشاهده نشده است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که اگر جهت و محل برخورد نمونه تحت کنترل باشد می‌توان از این روش برای طبقه‌بندی کیوی‌ها در مسیر سورتینگ استفاده کرد.

References

1. Bureau, S., D. Ruiz, M. Reich, B. Gouble, D. Bertrand, J.-M. Audergon, and C. M. Renard. 2009. Rapid and non-destructive analysis of apricot fruit quality using FT-near-infrared spectroscopy. Food Chemistry 113: 1323-1328.
2. De Ketelaere, B., M. S. Howarth, L. Crezee, J. Lammertyn, K. Viaene, I. Bulens, and J. De Baerdemaeker. 2006. Postharvest firmness changes as measured by acoustic and low-mass impact devices: a comparison of techniques. Postharvest Biology and Technology 41: 275-284.
3. FAO. 2013. FAO Stat: Agriculture Data. Available on <http://faostat.fao.org/site/339/default.aspx>.
4. Garsia, F. J., J. Canavate, M. Altisen, and J. M. Chaves. 2003. Development and impelementation of online impact sensor for firmness sensing of fruits. Journal of Food Engineering 58: 53-70.
5. Kim, K.-B., S. Lee, M.-S. Kim, and B.-K. Cho. 2009. Determination of apple firmness by nondestructive ultrasonic measurement. Postharvest Biology and Technology 52: 44-48.
6. Mery, D., F. Pedreschi, and A. Soto. 2013. Automated design of a computer vision system for visual food quality evaluation. Food and Bioprocess Technology 6: 2093-2108.
7. Mirzaei, M., M. Khoshtaghaza, H. Barzegar, and A. Salimi. 2013. Effect of potasiom nani ziolet and time on kiwifruit physic chemical properties. Journal of Agricultural Machinery 4 (1): 37-49. (In Farsi).
8. Mizrach, A. 2007. Nondestructive ultrasonic monitoring of tomato quality during shelf-life storage. Postharvest Biology and Technology 46: 271-274.
9. Park, Y., S. Jung, and S. Gorinstein. 2005. Ethylene treatment of ‘Hayward’kiwi fruit during ripening and its influence on ethylene synthesis and antioxidant activity. Scientia Horticulturae 108: 22-28.
10. Pathaveerat, S., A. Terdwongworakul, and A. Phaungsombut. 2008. Multivariate data analysis for classification of pineapple maturity. Journal of Food Engineering 89: 112-118.
11. Perez-Marín, D., M.-T. Sánchez, P. Paz, M.-A. Soriano, J.-E. Guerrero, and A. Garrido-Varo. 2009. Non-destructive determination of quality parameters in nectarines during on-tree ripening and postharvest storage. Postharvest Biology and Technology 52: 180-188.
12. Rangi, L., and A. Berardinelli. 2001. Mechanical behaviour of apples, and damage during sorting and packing. Journal of Agricultural Engineering Research 78: 273-279.
13. Ruiz-Altisent, M., L. Lleó, and F. Riquelme. 2006. Instrumental quality assessment of peaches: fusion of optical and mechanical parameters. Journal of Food Engineering 74: 490-499.
14. Smets, M. P. H., T. R. Eger, and S. G. Grenier. 2010. Whole body vibration experienced by haulage truck operations in surface mining operations: a comparison of various analysis methods utilized in the prediction of health risks. Applied Ergonimics 41 (6): 763-770.
15. Terasaki, S., N. Wada, N. Sakurai, N. Muramatsu, R. Yamamoto, and D. J. Nevins. 2001. Nondestructive measurement of kiwifruit ripeness using a laser Doppler vibrometer. Transactions of the ASAE 44: 81.
16. Zhang, B., W. Huang, L. Jiangbo, C. Zhao, S. Fan, J. Wu, and C. Liu. 2014. Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables: A review. Food Research International 62: 326-343.

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 9, No. 2, Fall - Winter 2019, p. 337-346

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۹، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۸، ص ۳۴۶-۳۳۷

Kiwifruit Classification using Impact- Acoustic Technique and Artificial Neural Network

F. Jannatdost[1]- P. Ahmadi moghaddam[2*]- F. Sharifian[3]

Received: 24-02-2018
Accepted: 06-08-2018

Introduction

Fruits and vegetables play an important role in food supply and public health. This group of agricultural products due to high humidity are perishable and most of them (5 to 50 percent) waste during post-harvest operation. Decreasing and minimizing such waste as "hidden harvest" could be an effective way to save food and increase profitability. Despite the surplus of the fruit production in the country, our position in terms of exportation is not commensurate with production, so measurements and grading on the basis of qualitative parameters such as firmness, taste, color, and shape can influence the marketing and export of fruit. In this research, application of an acoustic test is considered to achieve an effective and economic technology in the field to determine the stiffness of kiwifruit in post-harvest step. The aim of this study is to investigate the stiffness index of kiwifruit and provide a classification algorithm in the post-harvest step by using the non-destructive method of processing impact acoustic signals.

Materials and Method

In this research, an acoustic-based intelligent system was developed and the possibility of using the acoustic response to classify kiwifruit into soft, semi-soft and stiff categories was studied. 150 samples of Hayward variety of Kiwifruit was used during the 18 days shelf life in controlled conditions of temperature and humidity. Analyses were done in 9 sets per two days. In each analysis, an acoustic test was done by 48 samples in both free fall condition and fall from a conveyor belt. The feature extraction of acoustic signals in both the time domain and frequency domain has done, then the classification of samples was done by using the Artificial Neural Network. After getting the impact signals of stiff, semi-soft and soft samples, stiffness of kiwifruits identification has done by using acoustic features. The stiffness of kiwifruit samples in this study was measured to be 15.9±4.9 (N) by using the Magnes- Taylor test. Finally, samples were classified into stiff, semi-soft and soft by comparison of maximum force and flux of signals amplitude.

Results and Discussion

The results showed that the features of CF and maximum amplitude in the time domain have high accuracy in kiwifruit classification. The frequency resonances as environmental noises or impact position are out of control in the time domain which causes a decrease in accuracy. So, the ANN by features of time domain has not the acceptable capability to identify the semi-soft samples. The identification of semi-soft samples is not easy because of having same properties of stiff and soft samples. Extracted features of frequency domain have the most capability of correct detection. The optimal network has five neurons in the hidden layer and 0.014782 of mean square error. The accuracy of correct detection of the optimal network was 93.3, 91.3 and 78.3 percent for stiff, semi-soft and soft samples, respectively. Because of using more features in the frequency domain, the classification of all categories was acceptable and identification of semi-soft samples was as good as stiff and soft samples. The results of combined features of time and frequency domain showed that the artificial neural network has less efficiency in comparison with the other two attitudes. The accuracy of identification and classification was decreased by adding the extracted features of the time domain. So achieving the most accuracy in classification is accomplishable just by using the features of the frequency domain. By comparing the results of both free fall and online tests, it is claimed that this research can be industrialized.

Conclusions

Comparison of all results shows that there was no significant difference in the capability of ANN for identification and classification of the sample in three categories. After all, we can use this method in online sorting of kiwifruits by controlling the vector and position of impaction.

Keywords: Kiwifruit stiffness, Neural network, Nondestructive acoustic test, Shelf life, Signal processing

1- Masters Graduated of Mechanical Engineering of Biosystems, Urmia University, Urmia, Iran
2- Associate Professor, Department of Mechanical Engineering of Biosystems, Faculty of Agriculture, Urmia University, Urmia, Iran
3- Assistant Professor, Department of Mechanical Engineering of Biosystems, Faculty of Agriculture, Urmia University, Urmia, Iran
(*- Corresponding Author Email: p.ahmadi@urmia.ac.ir)